第40卷 第1期
2023年1月
干 旱 区 研 究
ARID ZONE RESEARCH
Vol. 40 No. 1
Jan. 2023

基于随机森林模型的黄土高原草地净初级生产力时空格局及未来演变趋势模拟

刘欢欢[1]，陈 印[1]，刘 悦[1]，刚成诚[2,3]

（1. 西北农林科技大学草业与草原学院，陕西 杨凌 712100；2. 西北农林科技大学水土保持研究所，陕西 杨凌 712100；3. 中国科学院水利部水土保持研究所，陕西 杨凌 712100）

摘 要：准确估算草地净初级生产力（Net Primary Productivity，NPP）是了解草地生态系统碳循环过程和科学评估草地对气候变化响应与适应机制的关键。以黄土高原草地生态系统为研究对象，基于1788个草地生物量数据及19个环境因子数据（包含气候、植被、土壤和地形因子），利用随机森林模型模拟了2002—2020年黄土高原草地NPP的时空动态，并估算了共享社会经济路径（Shared Socioeconomic Pathway，SSPs）4个未来气候情景下，黄土高原草地NPP的未来演变趋势。结果表明：（1）随机森林模型的模拟精度较好，可用于黄土高原草地NPP估算；（2）黄土高原草地NPP在空间上整体呈现"东南高西北低"的空间分布特征，年均值为276.55 g C·m^{-2}，其中陕西关中地区草地NPP最高；（3）2002—2020年，黄土高原草地NPP总体呈现增加趋势，其中55.01%的区域草地NPP增加，主要集中在陕西关中地区、甘肃西部地区以及山西北部地区；（4）在气候暖湿化背景下，到本世纪末，黄土高原草地NPP均呈增加趋势，其中SSP585情景下草地NPP增加最多，SSP126情景下增加最少。利用随机森林模型能够较好模拟黄土高原草地NPP时空格局及未来演变趋势，为黄土高原草地生态系统保护及可持续发展提供数据支持。

关键词：草地生态系统；净初级生产力；随机森林；共享社会经济路径；黄土高原

草地是陆地生态系统主要组成部分之一，约占陆地面积30%[1]。草地生态系统在维持生态系统功能以及服务社会经济中均发挥重要功能，包括保护生物多样性、水土保持以及减缓温室效应等[2]。植被净初级生产力是衡量生态系统固碳能力的重要指标之一[3]。草地净初级生产力（Net Primary Production，NPP）不仅能够直接反映草地生态系统生产力的高低，而且是评价草地生态系统碳收支及调节草地生态过程的主要因子[4]。因此，科学评估草地NPP及其时空动态对草地生态系统管理及草地资源保护至关重要。

传统野外采样估算草地NPP的方法虽然结果较为准确，但由于其需要耗费大量的人力、物力和财力，在大空间尺度草地NPP的估算中较少使用。遥感技术和生态模型的发展为此提供了重要的方法和技术手段。遥感技术通过利用遥感指标数据与草地生物量的相关关系来估算草地NPP，如马文红等[5]基于NDVI以及地上生物量数据模拟了1982—2006年中国北方草地生物量空间分布及动态；王莺等[6]利用EVI与草地干物质产量回归模拟了2006—2008年甘南草地NPP变化。模型模拟同样是大空间尺度草地NPP估算的常用方法，如Guo等[7]利用CASA模型模拟了2001—2018年内蒙古草地NPP；张赟鑫等[8]利用CASA模型和Miami模型模拟了中亚草地NPP；Zhang等[9]利用BIOME-BGC模型模拟了呼伦贝尔草原NPP。近年来机器学习方法在植被生产力估算中亦有广泛的应用。Jung等[10]利用机器学习中模型树集成算法模拟了全球总初级生产力；Yao等[11]利用模型树集成算法模拟了1982—2015年中国0.1°空间分辨率的总初级生产

收稿日期：2022-05-26；**修订日期：**2022-08-13
基金项目：陕西省自然科学基金（2021JQ-171）；青海省防灾减灾重点实验室开放基金（QFZ-2021-Z06）；国家自然科学基金项目（31602004）；国家科技基础条件平台建设项目（2005DKA32300）
作者简介：刘欢欢（1999-），男，硕士研究生，研究方向为草地生态遥感. E-mail: liuhh75@nwafu.edu.cn
通讯作者：刚成诚. E-mail: gangcc@ms.iswc.ac.cn

力。随机森林(Random Forest,RF)是基于决策树的集成机器学习算法,目前已被应用于全球[12]、我国西北地区[13]及青藏高原[14]不同类型草地NPP的估算。

黄土高原是世界上最大的黄土覆盖区,气候干旱,水土流失严重,生态环境极其脆弱[15-16]。随着退耕还林还草工程等生态工程的实施,黄土高原植被变化及其环境效应备受关注[17]。目前,在黄土高原草地NPP时空动态及驱动力分析方面已开展了一定的研究[18-19]。但由于黄土高原地区地形复杂,不同研究结果之间存在较大差异。在全球变暖背景下,黄土高原草地NPP未来的演变趋势仍不清楚。因此,本研究基于气候、植被、土壤和地形因子,利用随机森林模型模拟了2002—2020年黄土高原草地NPP的时空动态,并基于共享社会经济路径(Shared Socioeconomic Pathway,SSPs)4个未来气候情景数据,估算了黄土高原草地NPP的未来演变趋势,以期为黄土高原草地生态系统管理及可持续发展提供科学依据。

1 研究区概况与方法

1.1 研究区概况

黄土高原地处我国黄河流域中部,地理位置位于100°54′~114°33′E,33°43′~41°16′N,总面积达63×10⁴ km²[20](图1),横跨陕西、甘肃、宁夏、山西、青海、河南以及内蒙古7个省份,是我国四大高原之一,同时也是世界上最大的黄土覆盖区[15]。黄土高原包括了干旱、半干旱以及半湿润气候区,年降雨量在150~800 mm,海拔在200~3000 m,不同区域在气候上有着明显差异[21]。黄土高原的植被类型以森林、草地以及灌木地为主,草地面积约占总面积60%[22]。

1.2 数据获取及处理

通过文献、国家地球系统科学数据中心数据以及GEDI生物量数据(https://daac.ornl.gov/)获取黄土高原草地地上生物量数据1788个,根据根冠比估算地下生物量,使用草地生物量乘以转换系数(0.475)估算草地NPP(g C·m^{-2}),作为实测NPP数据[23]。

为训练模型,选取19个特征参数包括土壤理化因子(*S*)、地形因子(*T*)、气象因子(*A*)和植被因子(*B*)4类。气象因子中温度和降水数据来源于国家地球系统科学数据中心-黄土高原分中心(http://loess.geodata.cn),根据月平均温度数据合成年平均温度(TEM)数据以及年生长季平均温度(TEM_{4-10})数据,根据月最低温度数据合成为年最低温度(TMN)数据,根据逐月降水量数据合成年降水量(PRE)数据以及年生长季降水量(PRE_{4-10})数据[24]。数字高程模型(DEM)数据来自NASA的SRTM数据(http://srtm.csi.cgiar.org/),坡度(Slope)数据由DEM数据通过ArcGIS计算得来。土壤理化因子数据均来自世界土壤数据库(https://data.isric.org/)。日光诱导叶绿素荧光(SIF)数据来自GOSIFv2数据[25](https://globalecology.unh.edu),植被有效光合辐射吸收比例(FPAR)数据、归一化植被指数(NDVI)以及蒸散量(ET)来自MODIS数据产品(https://modis.gsfc.nasa.gov/)。未来降雨量和温度数据来源于WorldClim(https://www.worldclim.org/)。黄土高原空间范围数据以及黄土高原草地分布数据来自中国科学院资源环境与数据中心(https://www.resdc.cn/)空间分辨率为1 km。以上数据分辨率均通过ArcGIS重采样为1 km,采用D_WGS_1984投影。本文所有环境因子见表1。

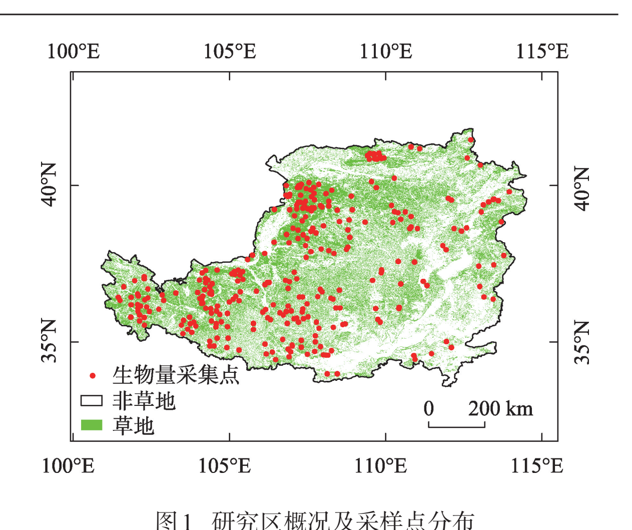


图1 研究区概况及采样点分布

Fig. 1 Study area and sampling points

SSPs情景在典型浓度路径(RCPs)情景基础上发展而来,用于定量描述气候变化与社会经济发展路径之间的关系,反映未来社会面临的气候变化适应和减缓挑战[26]。本研究分别选择SSP126、SSP245、SSP370和SSP585 4个情景下,ACCESS-ESM1-5、BCC-CSM2-MR、CanESM5、CMCC-ESM2和CNRM-CM6-1,共计5个气候系统模式2021—2040年(2030s)、2041—2060年(2050s)、2061—2080年(2070s)、2081—2100年(2090s)4个时间段的降水

表1 随机森林(RF)中使用的环境因子

Tab. 1 Environmental factors in RF

类别	环境因子	解释	分辨率	数据来源
S	CLAY_S	0~30 cm 黏粒含量	250 m	https://data.isric.org/
S	CLAY_T	30~100 cm 黏粒含量	250 m	
S	SILT_S	0~30 cm 粉粒含量	250 m	
S	SILT_T	30~100 cm 粉粒含量	250 m	
S	SAND_S	0~30 cm 砂粒含量	250 m	
S	SAND_T	30~100 cm 砂粒含量	250 m	
S	SOC_S	0~30 cm 土壤有机碳含量	250 m	
S	SOC_T	30~100 cm 土壤有机碳含量	250 m	
T	DEM	数字高程模型	30 m	https://srtm.csi.cgiar.org/
T	Slope	坡度	30 m	
A	TEM	年均温(2002—2020)	1000 m	http://loess.geodata.cn
A	TEM_{4-10}	4—10月均温(2002—2020)	1000 m	
A	TMN	年最低温度(2002—2020)	1000 m	
A	PRE	年降水量(2002—2020)	1000 m	
A	PRE_{4-10}	4—10月降水量(2002—2020)	1000 m	
A	ET	蒸散量(2002—2020)	500 m	https://modis.gsfc.nasa.gov
B	SIF	日光诱导叶绿素荧光(2002—2020)	0.05°	https://globalecology.unh.edu
B	FPAR	植被有效光合辐射吸收比例(2002—2020)	500 m	https://modis.gsfc.nasa.gov
B	NDVI	归一化植被指数(2002—2020)	1000 m	

注:*S*表示土壤理化因子;*T*表示地形因子;*A*表示气象因子;*B*表示植被因子。

量和温度作为输入数据,利用RF模型预测未来不同气候情景下黄土高原草地NPP的演变趋势。RF模型中的其他环境因子仍使用2020年数据。

1.3 研究方法

1.3.1 *建模方法* 本研究采用RF进行建模,RF是基于分类和回归树(Classification and Regression Tree,CART)而开发的集成算法,可用于分类问题以及回归问题[27-28]。RF的主要原理为通过结合多个决策树,并平均其结果使得决策树泛化误差收敛从而产生更好的预测结果[29]。RF可广泛用于预测问题,并且应用简单,无需复杂地调整参数,通过调整RF中回归树的数量以及决策树每处节点预测变量的数量来优化模型,提高预测精度[29]。此外,RF具有处理高维特征空间数据的能力,在遥感应用中已有较多研究[30]。RF模型性能通过决策系数(R^2)以及均方根误差(RMSE)评价其拟合能力以及预测性能。本研究使用R 4.0.5进行随机森林建模、参数优化、预测以及空间可视化。

1.3.2 *Theil-Sen Median趋势分析和Mann-Kendall检验* Theil-Sen Median趋势分析是一种稳健的非参数统计趋势计算方法[31],计算公式如下:

$$Sen_{slope} = \mathrm{Median}\left(\frac{x_j - x_i}{j - i}\right), \quad i, j = 1, 2, \cdots, N \tag{1}$$

式中:x_j和x_i为样本数据值。当$Sen_{slope} > 0$时,表明该数据在此时间序列呈增长趋势,反之则表示呈下降趋势。

Mann-Kendall检验方法是一种非参数统计检验方法,用于判断趋势的显著性[30]。计算公式如下:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^{n} \mathrm{sign}\left(x_j - x_i\right) \tag{2}$$

$$Z_{MK} = \begin{cases} \dfrac{S-1}{\sqrt{\mathrm{var}(s)}}, & S > 0 \\ 0, & S = 0 \\ \dfrac{S+1}{\sqrt{\mathrm{var}(s)}}, & S > 0 \end{cases} \tag{3}$$

$$P = 2\left[1 - \mathrm{cdf}\left(\left|Z_{MK}\right|\right)\right] \tag{4}$$

式中:*S*为Mann-Kendall检验需要构建的统计量,Z_{MK}是标准正态变量。本文在置信度水平α=0.05上来检验NPP变化趋势的显著性。当*P*小于0.05时表示NPP变化显著,反之则表示不显著。

2 结果与分析

2.1 NPP与环境因子相关性分析

在植被因子中，NPP与SIF相关性最强（r=0.82），其次为NDVI和FPAR（图2a）。在气象因子中，NPP与ET相关性最高（r=0.91），与PRE_{4-10}、PRE、TMN相关性也较强，而与TEM以及TEM_{4-10}相关性较弱。NPP与土壤因子整体相关性较弱，其中NPP与SAND_S相关性最强（r=−0.27），与SOC_T相关性最弱（r=0.11）。整体而言，NPP与气象因子、植被因子相关性较强，而与气象因子中的TEM和TEM_{4-10}、土壤因子以及地形因子相关性弱。而在随机森林模型因子重要性中（图2b），对模型估算NPP影响最大的是ET。PRE、PRE_{4-10}以及植被因子中的SIF对NPP估算影响也较大。结合相关性分析和重要性排序，影响黄土高原草地NPP的环境因子主要为植被因子以及PRE、PRE_{4-10}和ET。

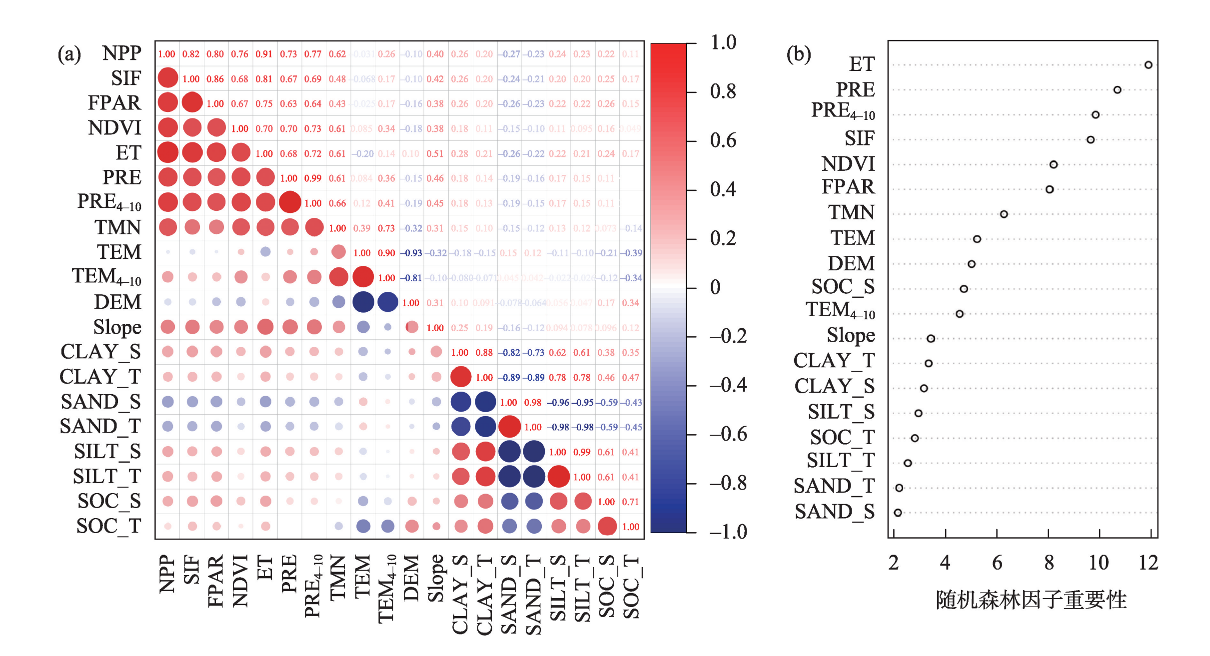
2.2 RF模型精度评价

通过多种植被、气候、土壤及地形因子建立随机森林模型，利用实测数据对预测的草地NPP结果进行验证。结果表明，RF的训练集R^2_{train}=0.97，$RMSE_{train}$=27.34 g C·m^{-2}；进行十折交叉验证后的测试集R^2_{test}=0.84，$RMSE_{test}$=59.73 g C·m^{-2}（图3）。模型精度较高，可以用于黄土高原地区草地NPP的模拟。

2.3 草地NPP空间动态

黄土高原草地NPP的空间分布呈现较强的异质性（图4）。2002—2020年黄土高原草地年平均NPP为276.55 g C·m^{-2}。黄土高原草地NPP的分布呈现从南向北逐渐递减的趋势，其中黄土高原西北地区草地NPP最低，主要位于陕西北部、宁夏以及甘肃兰州地区附近，最低值为76.52 g C·m^{-2}；草地NPP最高的区域主要分布在黄土高原南部地区，如陕西关中地区，最高值为634.86 g C·m^{-2}；而在黄土高原东部地区草地分布较少，草地NPP约为450 g C·m^{-2}。

2002—2020年，黄土高原草地NPP呈现总体增加的趋势（图5），其中16.59%的地区呈显著增加趋势，38.52%的地区呈轻微增加趋势，主要分布在黄土高原东部以及南部；1.89%的地区草地NPP变化不显著；35.57%的地区呈轻微减少趋势，7.43%的地区呈显著减少趋势，主要分布在黄土高原西北地区。



注：NPP为净初级生产力；SIF为日光诱导叶绿素荧光；FPAR为植被有效光合辐射吸收比例；NDVI为归一化植被指数；ET为蒸散量；PRE为年降水量；PRE_{4-10}为4—10月降水量；TMN为年最低温度；TEM为年均温；TEM_{4-10}为4—10月年均温；DEM为数字高程模型；Slope为坡度；CLAY_S为0~30 cm黏粒含量；CLAY_T为30~100 cm黏粒含量；SAND_S为0~30 cm砂粒含量；SAND_T为30~100 cm砂粒含量；SILT_S为0~30 cm粉粒含量；SILT_T为30~100 cm粉粒含量；SOC_S为0~30 cm土壤有机碳含量；SOC_T为30~100 cm土壤有机碳含量。

图2 NPP与环境因子相关性(a)及随机森林因子重要性(b)

Fig. 2 The correlations between NPP and environmental factors (a), and the importance of random forest factors (b)

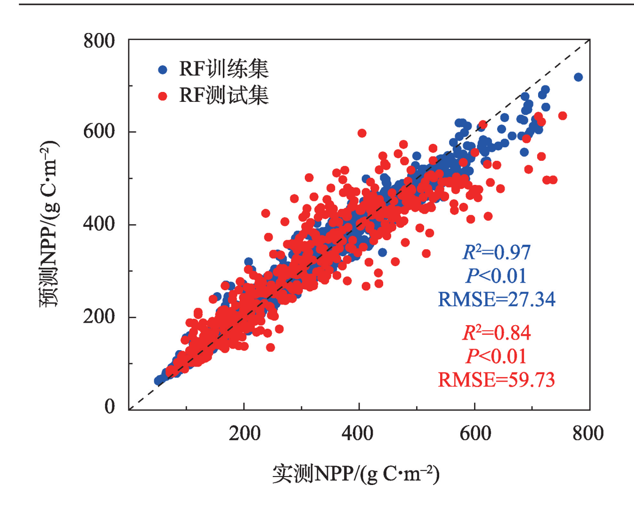


图3　随机森林模型精度验证

Fig. 3　Accuracy test of Random Forest model

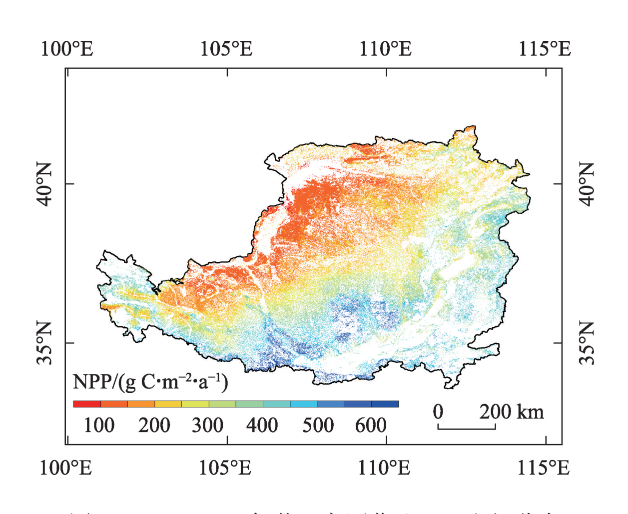


图4　2002—2020年黄土高原草地NPP空间分布

Fig. 4　Spatial pattern of grassland NPP in the Loess Plateau during 2002–2020

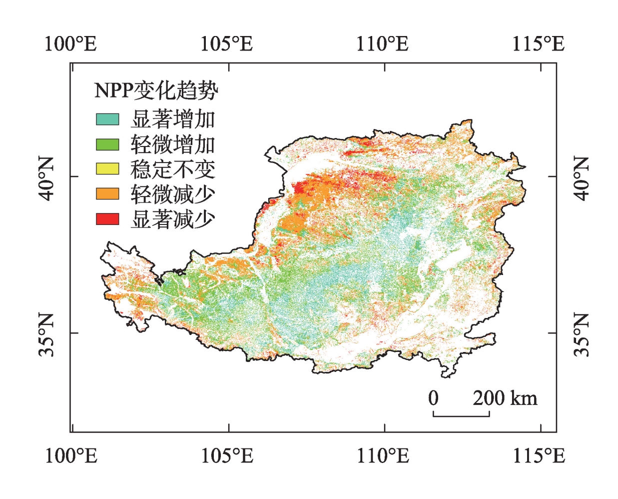


图5　2002—2020年黄土高原草地NPP空间变化

Fig. 5　Spatial dynamic of grassland NPP in the Loess Plateau during 2002–2020

2.4　未来不同气候情景下黄土高原地区草地NPP演变趋势

到本世纪末，4个未来气候情景下黄土高原草地NPP均呈现增加的趋势，其中SSP126情景草地NPP增加幅度最少，为1.20 g C·m^{-2}·(10a)$^{-1}$；SSP585情景增幅最大，为8.10 g C·m^{-2}·(10a)$^{-1}$。SSP245和SSP370情景，草地NPP的增速分别为3.90 g C·m^{-2}·(10a)$^{-1}$和4.00 g C·m^{-2}·(10a)$^{-1}$(图6)。草地NPP增加的区域主要集中在黄土高原南部地区，SSP585中草地NPP在黄土高原南部地区增加最多。而草地NPP下降的区域主要集中在黄土高原西部地区，其中在SSP126中草地NPP将下降最多。

3　讨　论

3.1　随机森林模型估算草地NPP适用性

相比其他NPP估算模型，随机森林的优势在于可以更准确地描述NPP与其他环境因子之间的非线性复杂关系，且随机森林有较好抗过拟合能力[32–33]。本研究利用随机森林模拟得到黄土高原草地的平均NPP(276.55 g C·m^{-2})。刘洋洋等基于CASA模型模拟的2000—2015年黄土高原草地年均NPP为202.93 g C·m^{-2}，原因可能与使用草地分布数据不同有关[19]。魏建洲基于MOD17A3 NPP数据模拟的黄土高原草地NPP在208.04~262.66 g C·m^{-2}之间，其高值与本研究结果较为接近[34]。Li等利用CASA模型分别模拟了石羊河流域及我国西北干旱半干旱区草地年均NPP，其结果分别为236.99 g C·m^{-2}和277.97 g C·m^{-2}[35–37]。相比于其他研究结果，本研究模拟草地NPP结果偏大，一方面在于不同研究中所使用的草地分布数据不同，如刘洋洋使用的草地分布数据来自Global Land Cover 2000数据产品[19]，本研究所使用草地分布数据来源于中科院土地利用数据产品；另一方面基于随机森林模型模拟草地NPP，受训练数据影响很大，本研究用于训练模型的实测草地NPP数据主要集中在黄土高原西部，东部地区的样本点数量相对较少。但总体而言，本研究利用随机森林模拟的黄土高原草地NPP结果较为可信。

3.2　黄土高原草地NPP的动态变化

本研究发现2002—2020年黄土高原草地NPP呈增加趋势，这与前人在该区域研究结果一致[19,38–40]。

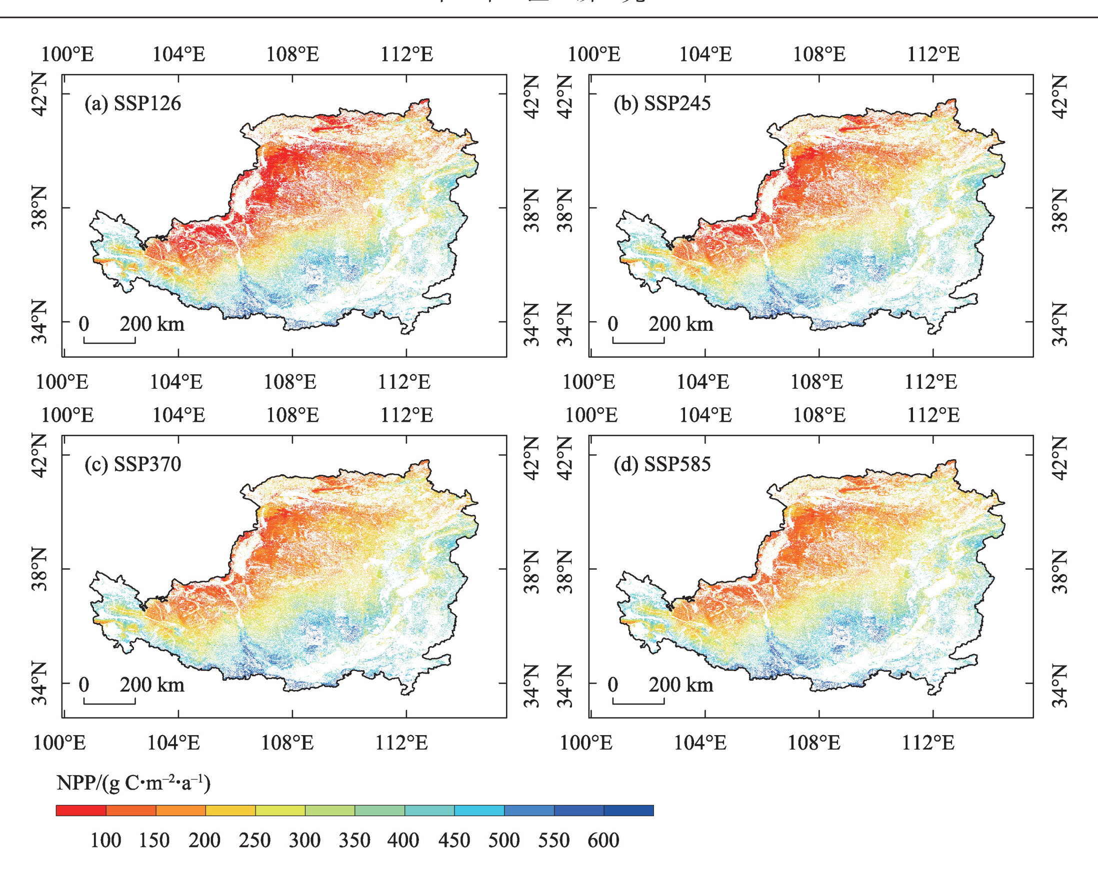


图6 不同气候情景下2090s黄土高原草地NPP空间分布

Fig. 6 Spatial pattern of grassland NPP in the Loess Plateau in 2090s under different climate scenarios

由于黄土高原气候干旱,降水是主要的植被生长限制因子[18]。2002—2020年黄土高原降水量呈增加趋势(图7),促进了黄土高原草地NPP的增加。刘洋洋等[19]也认为黄土高原降水增加导致的湿润环境为草地NPP增加提供了有利条件。Gang等[40]的研究结果同样表明气候变化对黄土高原草地NPP增加有着促进作用。从空间变化上来看,黄土高原西部和南部草地NPP增加,与刘铮等[38]的研究结果相似。这些地区位于半干旱以及半湿润地区,降水量的增加导致了NPP的快速积累[41]。此外,自1999年以来,退耕还林还草工程通过围栏封育、封山禁牧等措施使草地生态环境得到了较大改善,是导致黄土高原草地NPP增加的重要因素[40-42]。到本世纪末,4个情景中黄土高原草地NPP仍呈增加趋势,原因在于未来黄土高原地区降水量和最低温度将继续增加,暖湿化的气候条件有利于草地NPP的积累,尤其是在SSP585情景中。

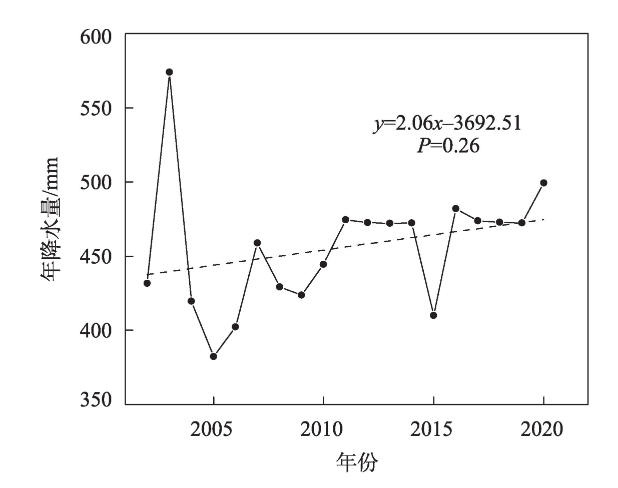


图7 2002—2020年黄土高原年降水量变化趋势

Fig. 7 Temporal trend of mean annual precipitation in the Loess Plateau from 2002 to 2020

3.3 RF估算结果的不确定性分析

本研究使用RF模型模拟黄土高原草地NPP精度较高,但仍存在一定的不确定性。首先,RF模型性能受数据集数量及质量影响较大[43],黄土高原区域地形复杂,本文使用1 km的空间分辨率数据模拟草地NPP导致部分区域草地NPP模拟结果精度较低。其次,RF模型作为经验模型,受训练数据质量以及数量影响较大,本研究草地NPP实测数据空间分布不均匀,在黄土高原西北地区以及西南地区较

多,而其余地方较少,未来应考虑使用更多的实测数据进行模拟。此外,RF模型属于黑箱模型,通过多次调试来确定合理模拟结果,但无法控制模型内部运行[44]。

4　结 论

本研究基于野外实测数据,以植被、气候、土壤和地形因子作为环境因子,利用随机森林模型模拟了黄土高原草地NPP的时空动态,并估算了未来不同气候情景下,草地NPP的演变趋势,得出了以下主要结论:

(1) 2002—2020年,黄土高原草地平均NPP为276.55 g C·m^{-2}·a,空间上呈"东南高西北低"的分布特征。近19 a黄土高原草地NPP整体呈现上升趋势,主要得益于20世纪以来黄土高原地区降雨量的增加及"退耕还林还草"等一系列生态工程。

(2) 到本世纪末,在暖湿化的气候背景下,黄土高原草地NPP均将继续保持增加的趋势,其中在SSP585情景中将增加最多。

(3) 基于气候、环境、土壤和地形因子构建了黄土高原草地NPP随机森林模型,尚未包含人为活动指标因子,构建综合气候、环境、土壤和人为因素等多因子的要素体系,将会进一步提高草地植被生产力的估算精度。

参考文献(References):

[1] 刚成诚, 王钊齐, 杨悦, 等. 近百年全球草地生态系统净初级生产力时空动态对气候变化的响应[J]. 草业学报, 2016, 25(11): 1-14. [Gang Chengcheng, Wang Zhaoqi, Yang Yue, et al. The NPP spatiotemporal variation of global grassland ecosystems in response to climate change over the past 100 years[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2016, 25(11): 1-14.]

[2] Kang L, Han X, Zhang Z, et al. Grassland ecosystems in China: Review of current knowledge and research advancement[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences, 2007, 362(1482): 997-1008.

[3] Sun J, Du W. Effects of precipitation and temperature on net primary productivity and precipitation use efficiency across China's grasslands[J]. Giscience & Remote Sensing, 2017, 54(6): 881-897.

[4] 王翀. 三江源区高寒草地净初级生产力模拟研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2013. [Wang Chong. Study on Simulation Methods of Alpine Grassland Net Primary Productivity in Three Rivers Source Region of Tibetan Plateau, China[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2013.]

[5] 马文红, 方精云, 杨元合, 等. 中国北方草地生物量动态及其与气候因子的关系[J]. 中国科学: 生命科学, 2010, 40(7): 632-641. [Ma Wenhong, Fang Jingyun, Yang Yuanhe, et al. Dynamics of grassland biomass in northern China and its relationship with climatic factors[J]. Scientia Sinica(Vitae), 2010, 40(7): 632-641.]

[6] 王莺, 夏文韬, 梁天刚, 等. 基于MODIS植被指数的甘南草地净初级生产力时空变化研究[J]. 草业学报, 2010, 19(1): 201-210. [Wang Yuan, Xia Wentao, Liang Tiangang, et al. Spatial and temporal dynamic changes of net primary product based on MODIS vegetation index in Gannan grassland[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2010, 19(1): 201-210.]

[7] Guo D, Song X, Hu R, et al. Grassland type-dependent spatiotemporal characteristics of productivity in Inner Mongolia and its response to climate factors[J]. Science of the Total Environment, 2021, 775: 145617.

[8] 张赟鑫, 郝海超, 范连连, 等. 中亚草地NPP时空动态及其驱动因素研究[J]. 干旱区研究, 2022, 39(3): 698-707. [Zhang Yunxin, Hao Haichao, Fan Lianlian, et al. Study on spatio-temporal dynamics and driving factors of NPP in Central Asian grassland[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(3): 698-707.]

[9] Zhang C, Zhang Y, Li J. Grassland productivity response to climate change in the Hulunbuir Steppes of China[J]. Sustainability, 2019, 11(23): 6760-6775.

[10] Jung M, Reichstein M, Margolis H A, et al. Global patterns of land-atmosphere fluxes of carbon dioxide, latent heat, and sensible heat derived from eddy covariance, satellite, and meteorological observations[J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2011, 116(G3): 1566-1582.

[11] Yao Y, Wang X, Li Y, et al. Spatiotemporal pattern of gross primary productivity and its covariation with climate in China over the last thirty years[J]. Global Change Biology, 2018, 24(1): 184-196.

[12] Sun Y, Feng Y, Wang Y, et al. Field-based estimation of net primary productivity and its above and belowground partitioning in global grassland[J]. Journal of Geophysical Research: Biogeosciences, 2021, 126(11): 6472-6496.

[13] Li C, Dou T, Wang Y, et al. A method for quantifying the impacts of human activities on net primary production of grasslands in Northwest China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2479-2497.

[14] 李传华, 孙皓, 王玉涛, 等. 基于机器学习估算青藏高原多年冻土区草地净初级生产力[J]. 生态学杂志, 2020, 39(5): 1734-1744. [Li Chuanhua, Sun Hao, Wang Yutao, et al. Estimation of grassland net primary productivity in permafrost of Qinghai-Tibet Plateau based on machine learning[J]. Chinese Journal of Ecology, 2020, 39(5): 1734-1744.]

[15] Fu B. Soil erosion and its control in the loess plateau of China[J]. Soil Use and Management, 1989, 5(2): 76-82.

[16] 韩庆功, 彭守璋. 黄土高原潜在自然植被空间格局及其生境适

宜性[J]. 水土保持学报, 2021, 35(5): 188-193, 203. [Han Qinggong, Peng Shouzhang. Spatial pattern and habitat suitability of potential natural vegetation in the Loess Plateau[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(5): 188-193, 203.]

[17] Liu F, Yan H, Gu F, et al. Net primary productivity increased on the loess plateau following implementation of the grain to green program[J]. Journal of Resources and Ecology, 2017, 8(4): 413-421.

[18] 史晓亮, 杨志勇, 王馨爽, 等. 黄土高原植被净初级生产力的时空变化及其与气候因子的关系[J]. 中国农业气象, 2016, 37(4): 445-453. [Shi Xiaoliang, Yang Zhiyong, Wang Xinshuang, et al. Spatial and temporal variation of net primary productivity and its relationship with climate factors in the Chinese Loess Plateau[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2016, 37(4): 445-453.]

[19] 刘洋洋, 王倩, 杨悦, 等. 黄土高原草地净初级生产力时空动态及其影响因素[J]. 应用生态学报, 2019, 30(7): 2309-2319. [Liu Yangyang, Wang Qian, Yang Yue, et al. Spatial-temporal dynamics of grassland NPP and its driving factors in the Loess Plateau, China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2019, 30(7): 2309-2319.]

[20] Zhao G, Mu X, Wen Z, et al. Soil Erosion, Conservation, and eco-environment changes in the Loess Plateau of China[J]. Land Degradation & Development, 2013, 24(5): 499-510.

[21] Wang Y, Shao M, Zhu Y, et al. Impacts of land use and plant characteristics on dried soil layers in different climatic regions on the Loess Plateau of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2011, 151(4): 437-448.

[22] 孙锐, 陈少辉, 苏红波. 黄土高原不同生态类型NDVI时空变化及其对气候变化响应[J]. 地理研究, 2020, 39(5): 1200-1214. [Sun Rui, Chen Shaohui, Su Hongbo. Spatiotemporal variation of NDVI different ecotypes on the Loess Plateau and its response to climate change[J]. Geographical Research, 2020, 39(5): 1200-1214.]

[23] Jia W, Liu M, Yang Y, et al. Estimation and uncertainty analyses of grassland biomass in Northern China: Comparison of multiple remote sensing data sources and modeling approaches[J]. Ecological Indicators, 2016, 60: 1031-1040.

[24] Peng S, Ding Y, Liu W, et al. 1 km monthly temperature and precipitation dataset for China from 1901 to 2017[J]. Earth System Science Data, 2019, 11(4): 1931-1946.

[25] Li X, Xiao J. A Global, 0.05-degree product of solar-induced chlorophyll fluorescence derived from OCO-2, MODIS, and reanalysis data[J]. Remote Sensing, 2019, 11(5): 517-526.

[26] Su Y, Li J, Zhi H, et al. Projected drought conditions in Northwest China with CMIP6 models under combined SSPs and RCPs for 2015-2099[J]. Advances in Climate Change Research, 2020, 11(3): 210-217.

[27] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.

[28] 刘畅, 张红, 张霄羽, 等. 半干旱地区矿区土地利用时空演变与预测[J]. 干旱区研究, 2022, 39(1): 292-300. [Liu Chang, Zhang Hong, Zhang Xiaoyu, et al. Spatio-temporal evolution and prediction of land use in semi-arid mining areas[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(1): 292-300.]

[29] Biau G, Scornet E. A random forest guided tour[J]. Test, 2016, 25(2): 197-227.

[30] Belgiu M, Dragut L. Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114: 24-31.

[31] Ohlson J, Kim S. Linear valuation without OLS: The Theil-Sen estimation approach[J]. Review of Accounting Studies, 2015, 20(1): 395-435.

[32] Ullah S, You Q, Ali A, et al. Observed changes in maximum and minimum temperatures over China-Pakistan economic corridor during 1980-2016[J]. Atmospheric Research, 2019 , 216: 37-51.

[33] Zeng N, Ren X, He H, et al. Estimating grassland aboveground biomass on the Tibetan Plateau using a random forest algorithm[J]. Ecological Indicators, 2019, 102: 479-487.

[34] 魏建洲. 黄土高原草地植被变化及其驱动力分析[D]. 兰州: 兰州大学, 2020. [Wei Jianzhou. Grassland Vegetation Change and its Driving Force in the Loess Plateau of China[D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2020.]

[35] Li C, Wang Y, Wu X, et al. Reducing human activity promotes environmental restoration in arid and semi-arid regions: A case study in Northwest China[J]. Science of the Total Environment, 2021, 768: 144525.

[36] Li C, Dou T, Wang Y, et al. A method for quantifying the impacts of human activities on net primary production of grasslands in Northwest China[J]. Remote Sensing, 2021, 13(13): 2479-2497.

[37] Liu G, Shao Q, Fan J, et al. Change trend and restoration potential of vegetation net primary productivity in China over the past 20 years[J]. Remote Sensing, 2022, 14(7): 1634-1660.

[38] 刘铮, 杨金贵, 马理辉, 等. 黄土高原草地净初级生产力时空趋势及其驱动因素[J]. 应用生态学报, 2021, 32(1): 113-122. [Liu Zheng, Yang Jingui, Ma Lihui, et al. Spatial- temporal trend of grassland net primary production and their driving factors in the Loess Plateau, China[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2021, 32(1): 113-122.]

[39] 杨丹, 王晓峰. 黄土高原气候和人类活动对植被NPP变化的影响[J]. 干旱区研究, 2022, 39(2): 584-593. [Yang Dan, Wang Xiaofeng. Contribution of climatic change and human activities to changes in net primary productivity in the Loess Plateau[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(2): 584-593.]

[40] Gang C, Zhao W, Zhao T, et al. The impacts of land conversion and management measures on the grassland net primary productivity over the Loess Plateau, Northern China[J]. Science of the Total Environment, 2018, 645: 827-836.

[41] Wu D, Zhao X, Liang S, et al. Time-lag effects of global vegetation

responses to climate change[J]. Global Change Biology, 2015, 21(9): 3520–3531.

[42] Gang C, Gao X, Peng S, et al. Satellite observations of the recovery of forests and grasslands in Western China[J]. Journal of Geophysical Research-Biogeosciences, 2019, 124(7): 1905–1922.

[43] Yu H, Wu Y, Niu L, et al. A method to avoid spatial overfitting in estimation of grassland above-ground biomass on the Tibetan Plateau[J]. Ecological Indicators, 2021, 125: 107450.

[44] Karlson M, Ostwald M, Reese H, et al. Mapping tree canopy cover and aboveground biomass in sudano- sahelian woodlands using Landsat 8 and random forest[J]. Remote Sensing, 2015, 7(8): 10017–10041.

Simulation of spatial pattern and future trends of grassland net primary productivity in the Loess Plateau based on random forest model

LIU Huanhuan[1], CHEN Yin[1], LIU Yue[1], GANG Chengcheng[2,3]

(1. College of Grassland Agriculture, Northwest A & F University, Yangling 712100, Shaanxi, China;
2. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A & F University, Yangling 712100, Shaanxi, China;
3. Institute of Soil and Water Conservation, Chinese Academy of Sciences and Ministry of Water Resources, Yangling 712100, Shaanxi, China)

Abstract: The accurate estimation of grassland net primary productivity (NPP) is crucial to understanding the carbon cycle of grassland ecosystems and their adaption to climate change. Based on 1788 grassland biomass data and 19 environmental factors (climate, vegetation, soil, and topographic factors), we simulated the spatiotemporal dynamics of grassland NPP in the Loess Plateau from 2002 to 2020 using the random forest (RF) model. The future trends of grassland NPP under four future climate scenarios of shared socioeconomic pathways were estimated. Results showed that (1) the RF model had a good accuracy, which indicated that RF can be used to estimate grassland NPP in the Loess Plateau; (2) grassland NPP in the Loess Plateau exhibited a "high in southeastern and low in northwestern" pattern, with a mean value of 276.55 g $C \cdot m^{-2} \cdot a^{-1}$. The highest grassland NPP was observed in Guanzhong Plain of Shaanxi; (3) the grassland NPP in the Loess Plateau showed an overall increasing trend during 2002–2020. Regions experiencing an increase in grassland NPP accounted for 55.01% of the total land area, which is mainly located in Guanzhong Plain, western Gansu, and northern Shanxi; (4) under the wetter and warmer climate, grassland NPP in the Loess Plateau will continually increase by the end of this century. Grassland NPP will increase the most under the SSP585 scenario and the least under the SSP126 scenario. RF can be used to simulate the temporal and spatial trends of grassland NPP in the Loess Plateau. The results provide data support for the protection and sustainable development of grassland ecosystem in the Loess Plateau.

Keywords: grassland ecosystems; net primary productivity (NPP); random forest; Shared Socioeconomic Pathway (SSPs); Loess Plateau